

小净距 2 扩 4 隧道变形规律的 BP 小波神经预测

林大炜, 林从谋, 黄逸群, 黄清祥, 孟希

(华侨大学 岩土工程研究所, 福建 泉州 362021)

摘要: 以泉厦高速扩建工程大帽山隧道为例,通过周边位移和拱顶沉降的监测数据对小净距扩挖隧道的围岩变形规律进行分析.研究表明:小净距 2 扩 4 隧道具有和其他隧道不同的变形规律.在此基础上将小波函数引入 BP 神经网络建立 BP 小波神经网络模型,对特大断面超小净距隧道 2 扩 4 时围岩变形进行预测,并将预测结果与 BP 神经网络的预测结果进行对比.结果表明:BP 小波神经网络模型收敛快、精度高,优于 BP 神经网络模型,预测的精度达 10% 以内,满足工程精度要求.

关键词: 隧道; 围岩; 变形规律; BP 小波神经网络; 预测方法; 小净距; 扩挖

中图分类号: U 456.3 **文献标志码:** A

隧道变形规律的研究一直是隧道工程的重点课题,通过对隧道变形规律的研究可以更好地对施工过程进行指导.目前,已有一些学者对不同隧道的变形规律进行了分析.陈建勋等^[1]测试了单洞两车道分离式黄土隧道施工变形,并对监测数据进行回归分析;张端良等^[2]探讨了软弱围岩隧道的变形规律;段宝福等^[3]结合现场施工监测采用有限元模拟分析,总结了炭质页岩小净距隧道左右洞在施工差别时的围岩变形规律;赵东平等^[4]对大断面黄土隧道变形规律进行了研究;何宗文^[5]对大跨度砂质粘土隧道施工变形规律的研究.然而,有关通过监测数据对小净距 2 扩 4 隧道的变形规律进行研究的报道比较少见.近年来,国内外很多学者对小波神经网络进行了大量的研究,得到了不少小波神经网络预测得到的研究成果.李长洪等^[6]采用小波神经网络对露天矿边坡变形进行预测;王博等^[7]运用小波神经网络对基坑变形预测的研究;林景栋等^[8]基于小波神经网络对铝电解槽状态进行预测;王宇谱等^[9]将小波神经网络应用于日长预报,但未见运用 BP 小波神经网络对特大断面超小净距 2 扩 4 隧道进行变形预测.本文采用 BP 小波神经网络模型对特大断面超小净距 2 扩 4 隧道进行变形预测.

1 围岩变形规律分析

福建省泉厦高速扩建工程大帽山隧道的扩挖右线与新建左线两洞轴线为 29.61 m,中夹岩净宽为 8.83 m(0.4B),属于特小净距隧道,如图 1 所示.隧道在 V 级围岩中开挖跨度达 22 m,扁平率为 0.626,最大开挖总面积约 250 m²,同时又是软弱围岩中的大断面扁平隧道.该隧道断面大、跨度大、扁平率大,国内基本没有可类比的工程,设计及施工经验极少,所以采用现场监控量测的数据对其变形位移进行分析,通过研究围岩的变形规律,来确保围岩的稳定性.

大帽山隧道扩挖采用中隔壁(CD)法施工,开挖先后步序依次为 A,B,C,D 导坑,如图 2 所示.文中以典型断面 ZK460+055 的监控量测数据作为研究对象,监测点的布置情况依据隧道的开挖步序来确定.即 A 导坑开挖后布设了 1,2,3 三个测点,等到 C 导坑开挖后才布设了 4,5 这两个测点.

图 3 为断面 ZK460+055 的周边收敛数据,其中数据正值表示外扩,负值表示收敛.从图 3 可知:由于地质条件的复杂性和施工方法等原因,从整体趋势分析,周边位移在施工过程中出现了扩张和收敛趋势的交替.周边位移 1→3 曲线在前期的变化不会很大且位移是收敛的,说明 A 导坑的开挖对周边变形

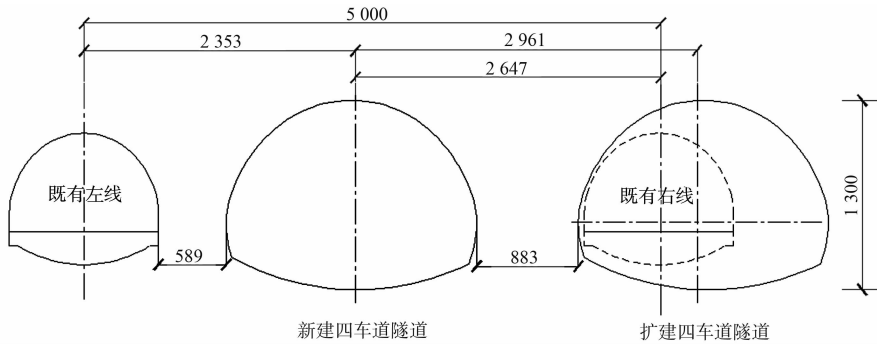


图 1 大帽山隧道洞室位置关系图(单位:cm)

Fig. 1 Relation of cavern position of Damaoshan tunnels (unit:cm)

影响不会很明显. 随着第 3 工序的进行,C 导坑开挖后,开始布设测点 5 并监测周边位移 1→5 和 3→5,可以发现 3 条曲线数据在监测第 13 d 左右开始迅速增大且趋势是向着正值发展,表明 3 个监测点在迅速扩张;到了第 20 d 左右,3 条周边位移又迅速地收敛,直到第 25 d 左右,3 条曲线变化的趋势才变的比较平缓;之后,周边位移 1→5 继续缓慢地收敛,但 1→3 和 3→5 位移开始缓慢地外扩;到了第 52 d 后,3 条曲线的变化趋势都已经变得平缓且基本上在一个范围内波动,表明此时围岩的周边变形位移已经稳定了.

图 4 为 ZK460+055 的拱顶沉降位移数据图. 从图 4 可知:拱顶位移 1 的前期阶段变化很小,说明 A 导坑的开挖对拱顶位移的影响比较小;随着 C 导坑开挖之后布设了测点 4,拱顶位移 1 和 4 在第 11 d 左右开始迅速的下沉,到了第 20 d 左右才趋于比较平缓;随着扩挖的进行,拱顶位移 1 和 4 在第 50 d 后开始趋于平缓并且在一个范围内波动,说明此时围岩的拱顶变形已经稳定了. 通过对周边位移和拱顶沉降的变化趋势分析,表明小净距扩挖隧道在 CD 法施工时可以确保围岩的稳定性.

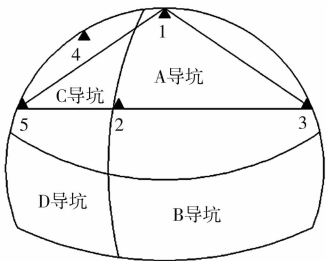


图 2 隧道导坑编号及测点布置

Fig. 2 Pilot tunnel numbering plan and arrangement of monitoring points

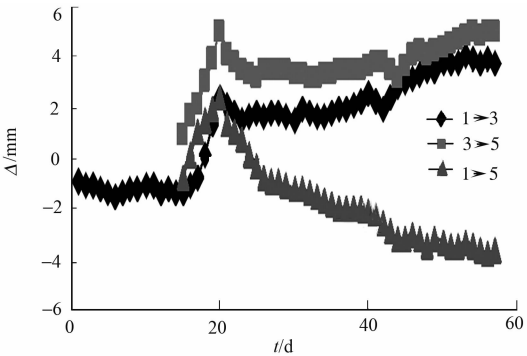


图 3 周边变形位移数据图

Fig. 3 Peripheral deformation displacement

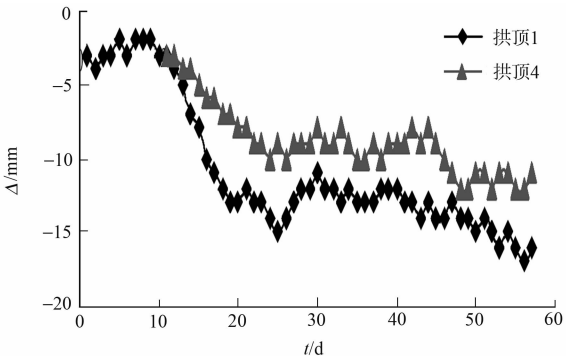


图 4 拱顶沉降位移数据图

Fig. 4 Vault settlement of tunnel

2 BP 小波神经网络预测模型

在围岩变形的预测中,采用的 Morlet 小波函数的函数式为

$$\psi(x) = \cos(1.75x)\exp(-\frac{x^2}{2}). \tag{1}$$

此时网络的输出表达式为

$$y(k) = \sum_{j=1}^l \omega_{i,k} \psi(j), \quad k = 1, 2, \dots, n. \tag{2}$$

其误差函数 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [t - y(k)]^2$.

以泉厦高速大帽山扩挖隧道为工程实例,采用典型断面 ZK460+055 的周边位移 1→3 部分数据作为训练样本,将连续 5 d 的数据作为一个输入数据,然后,以第 6 d 作为网络输出的目标数据,按照这种方式进行滚动式训练.按照以下 3 个步骤来建立 BP 小波网络预测模型^[10-11].

步骤 1 对网络进行初始化,确定输入层节点个数 $M=5$,神经元节点个数 $n=15$,输出层节点个数 $N=1$,动量因子 $\mu=0$,学习率 $r_1=r_2=0.3$,训练误差 $e_{\text{goal}}=0.001$,对平移因子 b_j ,伸缩因子 a_j ,以及网络权值 $\omega_{i,j}, \omega_{j,k}$ 随机赋予初始值.

步骤 2 训练输入样本,则 E 关于网络参数的梯度向量计算式为

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{i,j}} = - \sum_{i=1}^N (d_i - y_i) \Psi(\text{net}_j), \tag{3}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{j,k}} = - \sum_{i=1}^N (d_i - y_i) \omega_{i,j} \Psi'(\text{net}_j) \frac{x_k}{a_j}, \tag{4}$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{i=1}^N (d_i - y_i) \omega_{i,j} \Psi'(\text{net}_j) / a_j, \tag{5}$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = \sum_{i=1}^N (d_i - y_i) \omega_{i,j} \Psi'(\text{net}_j) (\frac{\text{net}_j - a_j}{b}) / a_j. \tag{6}$$

式(4)~(6)中: $\Psi'(\text{net}_j) = -[1.75(\sin(1.75\text{net}_j)) + (\text{net}_j) \cos(1.75\text{net}_j)] \exp(-1/2(\text{net}_j)^2)$. 将训练的网络预测输出跟期望输出进行对比并求出两者的误差,如果相对误差 E 大于 e_{goal} 时,采用 $\eta=l \times \eta_{-1}$ 修正学习率;否则,采用 $\eta=g \times \eta_{-1}$ 修正学习率.

步骤 3 权值修正.根据相对误差 E 对网络权值和小波函数参数进行修正,使训练的网络预测值逼近期望值,重复训练,直至满足要求算法结束.

3 应用实例

3.1 数据处理

为了验证上述提出的 BP 小波神经网络模型预测隧道围岩变形的有效性,以该隧道的Ⅲ级围岩典型断面 ZK460+055 周边位移 1→3 部分监测数据作为训练样本.由于隧洞在监测的过程中容易受到一些其他因素的影响,所以对要训练的数据进行去噪^[12-13].其中:小波函数选取 Db3 函数,最大尺度为 3. ZK460+055 断面周边位移 1→3 监测数据的去噪结果,如图 5 所示.

3.2 预测结果对比

将用Ⅲ级围岩典型断面 ZK460+055 周边位移 1→3 的部分监测数据训练好的网络模型,继续以该断面的某连续 5 d 的数据作为输入组,预测第 6 d 的变形值;然后,将该预测数值加入预测样本预测下一天的变形位移,实现滚动式预测.以实测数据结合预测数据,连续迭代预测 5 d 的变形位移值.同时,对施工及支护方法相同和地质条件相似的 ZK460+070 周边位移 1→2 和 2→3,以及Ⅳ级围岩断面 ZK460+095 周边位移 1→2 和 1→3 变形数值进行预测,并和 BP 神经网络预测的数值进行对比,结果如表 1~3 所示.表 1~3 中: Δ_m, Δ_p, E 分别为隧道变形位移的实测值、预测值及其相对误差.

从表 1,2 和 3 可知:BP 小波网络在预测精度方面明显优于 BP 神经网络,BP 神经网络预测的误差波动幅度大,而 BP 小波神经网络预测精度误差基本上能够控制在 10% 以内;BP 小波网络在对围岩短期变形的预测中还是比较准确的,并通过不断获得新的实测数据不断修正和替换预测数据,来进行长期

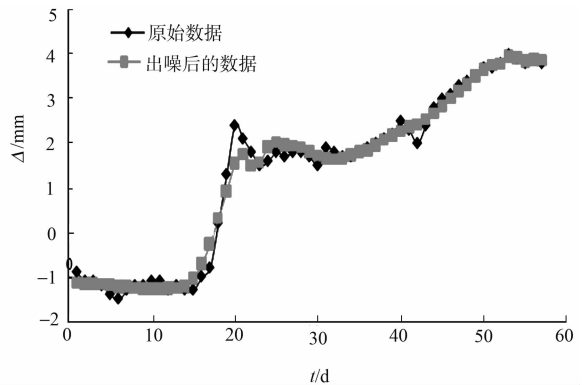


图 5 ZK460+055 断面周边位移去噪曲线图
Fig.5 Peripheral displacement denoising curves of ZK460+055 section

的预测.此外,黄志波等^[11]运用 BP 小波神经网络对大断面隧道变形进行了预测.表明该方法不仅能应用于扩挖隧道,在所有隧道中均可应用.该方法对防止隧道施工过程中险情发生和指导布置下一阶段的施工任务,都具有重要的意义.

表 1 ZK460+055 周边位移实测值和预测值的对比

Tab. 1 Comparison between measured data and prediction data about peripheral displacement of ZK460+055

时间	ZK460+055 周边位移 1→3					ZK460+055 周边位移 1→5				
	Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络		Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络	
		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$
第 1 d	1.90	1.83	3.78	1.75	7.75	3.50	3.67	4.93	3.00	14.25
第 2 d	2.00	1.93	3.48	1.78	11.21	3.40	3.56	4.63	2.73	19.56
第 3 d	2.10	2.03	3.27	1.83	13.09	3.60	3.40	5.43	3.10	13.84
第 4 d	2.20	2.02	8.10	2.00	9.00	3.70	3.60	2.64	3.23	12.58
第 5 d	2.50	2.37	5.14	1.94	22.46	3.80	3.63	4.45	3.40	10.51

表 2 ZK460+070 周边位移实测值和预测值的对比

Tab. 2 Comparison between measured data and prediction data about peripheral displacement of ZK460+070

时间	ZK460+055 周边位移 1→3					ZK460+055 周边位移 1→5				
	Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络		Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络	
		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$
第 1 d	-2.70	-2.79	3.28	-2.42	10.54	-4.20	-4.10	2.45	-4.59	9.29
第 2 d	-2.80	-3.03	8.37	-2.26	19.18	-4.30	-4.43	2.91	-4.61	7.30
第 3 d	-2.90	-3.04	4.67	-2.42	16.48	-4.40	-4.40	0.00	-4.87	10.64
第 4 d	-2.80	-3.04	8.61	-2.28	18.53	-4.40	-4.66	5.94	-3.96	10.04
第 5 d	-2.80	-2.87	2.65	-2.54	9.38	-4.30	-4.37	1.70	-3.53	17.92

表 3 ZK460+095 周边位移实测值和预测值的对比

Tab. 3 Comparison between measured data and prediction data about peripheral displacement of ZK460+095

时间	ZK460+055 周边位移 1→3					ZK460+055 周边位移 1→5				
	Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络		Δ_m/mm	BP 小波网络		BP 神经网络	
		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$		Δ_p/mm	$E/\%$	Δ_p/mm	$E/\%$
第 1 d	2.00	2.06	3.21	2.17	8.52	-3.70	-3.69	0.34	-3.37	8.92
第 2 d	2.10	2.07	1.31	2.35	11.90	-3.60	-3.55	1.40	-3.83	6.39
第 3 d	2.20	2.16	1.94	2.51	14.09	-3.80	-3.59	5.46	-4.41	16.05
第 4 d	2.30	2.36	2.77	2.73	18.70	-3.80	-3.60	5.27	-4.34	14.22
第 5 d	2.50	2.39	4.57	2.18	12.81	-3.90	-3.58	8.05	-4.69	20.26

4 结 论

- 1) 小净距 2 扩 4 隧道具有和其他隧道不同的变形规律.研究表明:大帽山隧道扩挖工程 A 导坑开挖对周边位移 1→3 曲线在前期的变化影响不会很大且位移是收敛的;C 导坑开挖后到了第 13 d,3 个监测点开始迅速地扩张,第 20 d 左右三条周边位移又迅速地收敛,直到第 25 d 左右变化趋势才变的比较平缓,1→5 继续缓慢地收敛,但 1→3 和 3→5 位移开始缓慢地外扩,到了第 52 d 之后,3 条曲线的变化趋势都已经变的平缓且基本上在一个范围内波动.这表明此时围岩的周边变形位移已经稳定了.
- 2) 将小波函数引入 BP 神经网络建立 BP 小波神经网络模型,其预测精度误差基本上能够控制在 10%以内,跟 BP 神经网络相比具有更快的收敛速率和更高的预测精度.因此,运用 BP 小波网络可以较精确预测小净距大断面扩挖隧道的变形,对判断围岩稳定性具有重要意义.

参考文献:

[1] 陈建勋,王梦恕,轩俊杰,等.两车道公路黄土隧道变形规律[J].交通运输工程学报,2012,12(3):9-18.

[2] 张端良,王剑,张运良.软弱围岩隧道变形规律与施工安全控制技术[J].公路工程,2011,36(2):124-128.

[3] 段宝福,翁现合. 炭质页岩小净距隧道围岩变形规律研究[J]. 施工技术,2012,41(374):87-89.

[4] 赵东平,喻渝,王明年,等. 大断面黄土隧道变形规律及预留变形量研究[J]. 现代隧道技术,2009,46(6):64-69.

[5] 何宗文. 大跨度砂质粘土隧道施工变形规律研究[J]. 现代隧道技术,2009,46(4):12-18.

[6] 李长洪,范丽萍,郭俊温. 小波神经网络在露天矿边坡变形预测中的应用[J]. 中国矿业,2010,19(7):77-79.

[7] 王博,商岸帆,郭晨,等. 小波神经网络在基坑变形预测的研究与应用[J]. 计算机工程与应用,2012,48(19):225-229.

[8] 林景栋,王丰,廖孝勇. 基于小波神经网络的铝电解槽状态预测[J]. 控制工程,2012,19(2):290-293.

[9] 王宇谱,吕志平. 小波神经网络日长预报算法研究[J]. 大地测量与地球动力学,2012,32(1):127-131.

[10] 张在晨,林从谋,黄志波,等. 爆破振动特征参量的 BP 小波预测[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2013,34(1):77-81.

[11] 黄志波,林从谋,黄金山,等. BP 小波神经网络在大断面隧道变形预测中的应用[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2011,32(6):680-683.

[12] 梁桂兰,徐卫亚,谈小龙,等. 岩石高边坡安全监测数据的小波变换去噪处理[J]. 岩石力学与工程学报,2008,27(9):1837-1844.

[13] 吕俊白. 小波系数局部特征的自适应图像降噪算法[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2010,31(6):636-640.

BP Wavelet Neural Prediction of Deformation Law of
Two-to-Four Lane Tunnels with Small Clear Interval

LIN Da-wei, LIN Cong-mou, HUANG Yi-qun,
HUANG Qing-xiang, MENG Xi

(Institute of Geotechnical Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: Taking the expansion engineering Damaoshan tunnels in the expressway from Quanzhou to Xiamen as an example, the deformation of surrounding rock of small interval expanded tunnels was analyzed by the monitoring data of peripheral displacement and vault settlement. The results show: the deformation of two-to-four lane tunnels with small clear interval is different to the deformation of other tunnels. Introducing wavelet function to wavelet neural network, BP wavelet neural network model was established to predict the surrounding rock deformation of extra-large section and two-to-four lane tunnels with small clear interval. Comparing BP wavelet neural network results with BP neural network results, it is indicated: BP wavelet neural network model has faster convergence and higher precision than BP neural network model. The accuracy of the forecast results is in 10%, which meets the engineering requirement.

Keywords: tunnel; surrounding rock; deformation; BP wavelet neural network; prediction method; small interval; expansion excavation

(责任编辑: 黄仲一 英文审校: 方德平)